نشریهٔ مهندسی عمران فردوسی DOI: 10.22067/civil.v28i2.41135 سال بیست و هشتم، شمارهٔ دو، ۱۳۹۵

ارزیابی کارایی روش پیش‌بینی موضعی ناشی از بازسازی فضای فاز و مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی به‌منظور پیش‌بینی رواناب (مورد مطالعاتی: ایستگاه پل کهنه، کرمانشاه)★

محمد ذونعمت کرمانی(۱) خاطره امیرخانی(۲)

چکیده *در این تحقیق دو روش شبکهٔ عصبی مصنوعی و روش پیش‌بینی موضعی بر پایهٔ تئوری آشوب به‌منظور پیش‌بینی روزانه، هفتگی و ماهانهٔ رواناب ایستگاه پل‌کهنه بر رودخانهٔ قره‌سو به‌کار گرفته شده‌اند. نتایج حاصل از پیش‌بینی با استفاده از روش پیش‌بینی موضعی مبین نزدیکی نتایج با داده‌های مشاهداتی در مقیاس‌های روزانه و هفتگی و عدم تطابق مناسب در مقیاس ماهانه بوده است که بیانگر وجود آشوبناکی در مقیاس‌های روزانه و هفتگی است. هم‌چنین نتایج پیش‌بینی شده با استفاده از شبکهٔ عصبی در مقیاس‌های روزانه و هفتگی برخلاف مقیاس ماهانه ضعیف‌تر از روش پیش‌بینی موضعی بوده است.*

واژه‌های کلیدی سری زمانی رواناب، نظریهٔ آشوب، پیش‌بینی موضعی، شبکهٔ عصبی مصنوعی.

Efficiency Assessment of Local Prediction Method Considering Reconstruction of Phase Space and Artificial Neural Network Model for Prediction of Runoff (Case Study: Pole-Kohneh Station, Kermanshah)

M. Zounemat-Kermani Kh. Amirkhani

Abstract *In this research, prediction methods of artificial neural network and local prediction method (LPM) based on the chaos theory are employed to predict daily, weekly and monthly runoff. For achieving this purpose, runoff series data observed at Pole-Kohneh located in the Qareh-Soo River were utilized. The nonlinear predictions of LPM are found to be in close agreement with the observed runoff, with high correlation coefficient for daily and weekly time scales. Predicted results of monthly time scale are not satisfying which indicating the signs of existing chaos behavior in daily and weekly scales. The predicted results of ANN are inferior to LPM for daily and weekly scales but superior to LPM for monthly scale.*

Key Words Runoff Time Series, Chaos Theory, Local Prediction Method.

★ تاریخ دریافت مقاله ۹۳/۸/۲۱ و تاریخ پذیرش آن ۹٤/۸/۲٤ می‌باشد.

(۱) نویسندهٔ مسئول، دانشیار، بخش مهندسی آب، دانشگاه شهید باهنر، کرمان. zounemat@uk.ac.ir

(۲) دانش‌آموختهٔ کارشناسی ارشد، مهندسی منابع آب، دانشگاه شهید باهنر، کرمان.

مقدمه

یکی از مهم‌ترین مطالعاتی که در هیدرولوژی انجام می‌شود، بررسی و تعیین مقدار رواناب و برآورد حداکثر سیلاب و تهیهٔ آب‌نمود آن می‌باشد. هم‌چنین برآورد رواناب حاصل از رواناب‌های جوی از اهمیت خاصی در هیدرولوژی و مدیریت حوضه‌های آبخیز و حفاظت از آب و خاک برخوردار است. مسائل مربوط به رواناب، گوناگون است و طبیعت بسیار پیچیده‌ای دارد. به‌دلیل وقوع رواناب در حوضهٔ آبریز رودخانه‌ها، فرسایش‌های عظیمی در سطح حوضه اتفاق می‌افتد و نهایتاً مشکلات عدیده‌ای را در پایین‌دست به‌وجود می‌آورد که ناشی از ته‌نشینی و انباشته شدن رسوب است. برای کنترل و هدایت رواناب و تخلیهٔ جریان‌های سطحی در اراضی کشاورزی و انتقال آنها به محل مناسب و خارج از منطقه، مدل‌های متفاوتی توسط محققان، سازمان‌های مطالعاتی- تحقیقاتی در کشورهای مختلف جهان ارائه شده و مورد استفاده نیز قرار گرفته است. از آن جمله می‌توان به روش‌های تجربی و غیرمستقیم اشاره کرد که هر کدام دارای یک‌سری ضرایب منطقه‌ای خاص به‌خود بوده و تحت آن شرایط توسعه داده شده‌اند. به این دلیل در سایر مناطق ممکن است غیرقابل استفاده باشد یا استفاده از آنها همراه با خطاهایی باشد. باوجود روابط غیرخطی، عدم قطعیت و عدم صراحت زیاد و ویژگی‌های متغیر زمانی و مکانی در سیستم‌های گردش آبی، هیچ‌یک از مدل‌های آماری و مفهومی پیشنهادشده به‌منظور الگوسازی دقیق نتوانسته به‌عنوان یک مدل برتر و توانا شناخته شوند. امروزه شبکه‌های غیر خطی به‌عنوان یکی از سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی یک چنین پدیده‌های پیچیده بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱]. از آن‌جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌عنوان مدل‌های جعبه‌سیاه، ابزاری توانمند برای مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی هستند و قادرند روابط پیچیدهٔ حاکم بر این فرآیندها را مدل نمایند [3 و۲]. ذونعمت کرمانی و همکاران (۲۰۱۳) به پیش‌بینی رواناب روزانه با استفاده از روش‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی پیشرو و تابع شعاعی پرداختند [3]. نتایج حاصل از تحقیق برتری روش غیرخطی شبکهٔ عصبی را نسبت به روش‌های خطی محرز می‌سازد. یکی دیگر از شیوه‌های مدل‌سازی غیرخطی، استفاده از مفاهیم تئوری آشوب می‌باشد. نظریهٔ آشوب به‌دلیل داشتن خاصیت دینامیکی غیرخطی و قطعی بودن، مورد توجه خاص در بررسی فرآیندهای هیدرولوژیکی بوده است [٤]. هم‌چنین پیش‌بینی موضعی که مبتنی بر پارامترهای نظریهٔ آشوب می‌باشد یک روش جدید در پیش‌بینی چنین پارامترهایی است. آشوب در لغت به‌معنای هرج و مرج و بی‌نظمی است. انگار اصلی و کلیدی تئوری آشوب این است که هر بی‌نظمی، نظمی نهفته است. به این معنا که نباید نظم را تنها در یک مقیاس جستجو کرد، پدیده‌ای که در مقیاس محلی، کاملاً تصادفی و غیر قابل پیش‌بینی به‌نظر می‌رسد چه‌بسا در مقیاس بزرگ‌تر، کاملاً پایا و قابل پیش‌بینی باشد. سه مزیت عمده از نظریهٔ آشوب برای تحلیل سیستم‌های هیدرولوژیکی وجود دارد:

۱) برای سیستم شدیداً غیرخطی قابل اجراست.

۲) به‌طور طبیعی کلیهٔ دینامیک‌های مهم سیستم را محاسبه می‌نماید.

۳) اطلاعات و روابط سیستم را بدون نیاز به کشف قوانین یا روابط تحت دینامیک کشف می‌کند. اگرچه تحلیل آشوب، یک رابطه برای استخراج مدل متداول تهیه نمی‌کند، اما اطلاعات ارزشمندی در رابطه با همهٔ سیستم‌های دینامیکی برای کاربرد کلی، از قبیل پیش‌بینی داده‌ها استخراج می‌کند. نظریهٔ آشوب به‌نظر می‌رسد به‌طور طبیعی برای سیستم‌های هیدرولوژیکی قابل اجرا باشد [5].

از آن‌جایی که پیش‌بینی و تعیین میزان کمی فرآیندهای تولید رواناب و انتقال آن به نقطهٔ خروجی حوضهٔ آبخیز از اهمیت خاصی برخوردار است بررسی وضعیت دینامیکی سری زمانی رواناب می‌تواند در

انتخاب و گزینش مدل‌های مناسب برای شبیه‌سازی و یا پیش‌بینی آن راهگشا باشد. در همین راستا، با بررسی تصادفی و یا آشوبناک بودن سری زمانی مورد نظر می‌توان به اطلاعات ارزشمندی در رابطه با نحوهٔ رفتار این پدیده دست یافت و با استفاده از آن به بررسی روش‌های پیش‌بینی مختلف و یافتن روشی مناسب و دقیق به‌منظور پیش‌بینی رواناب دست یافت. ذیلاً پژوهش‌ها و تحقیقات مرتبط در این زمینه معرفی و بررسی می‌گردند.

جایاواردنا رواناب را براساس روش تقریب محلی مورد پیش‌بینی قرار داد [6]. نتایج حاصل این تحقیق نشان دادند که روش تقریب محلی می‌تواند روشی مناسب برای پیش‌بینی رواناب باشد در حالی‌که باید در مناطق دیگر که دارای توپوگرافی متفاوتی هستند این روش مورد آزمایش قرار گیرد. سیواکومار و همکاران آشوبناکی فرآیند بارش-رواناب ماهانه در حوضهٔ رودخانهٔ گوتا در سوئد را بااستفاده از روش بعد همبستگی روی سری‌های بارش، رواناب و ضرایب رواناب بررسی نمودند. با وجود رفتار آشوبی در سه نوع سری زمانی مورد مطالعه، نتیجه گرفتند که فرآیند بارش-رواناب حوضهٔ مذکور رفتاری آشوبناک نشان می‌دهد [7]. در تحقیق دیگر سیواکومار و همکاران [8] به پیش‌بینی رواناب ماهانه در حوضهٔ رودخانهٔ اوراکیوری در برزیل با استفاده از بازسازی فضای فاز پرداختند. آنها از روش پیش‌بینی خطی بااستفاده از چندجمله‌ای‌های محلی که بر اساس پارامترهای تئوری آشوب توسعه یافته، استفاده نمودند. نتایج نشان دادند که رواناب دارای رفتاری آشوبناک است و روش پیش‌بینی خطی باتوجه به ضریب همبستگی ۰/۸۹ و ضریب بهره‌وری ۰/۹٤ روشی مناسب برای پیش‌بینی رواناب می‌باشد [8]. ایسلام و سیواکومار [9] به بررسی خصوصیات و پیش‌بینی رواناب با یک دید دینامیکی غیرخطی پرداختند. آنها بااستفاده از داده‌های رواناب روزانهٔ حوضهٔ لندربورگ در دانمارک ابتدا به بررسی رفتار دینامیکی رواناب با روش‌های بعد همبستگی، طیف توانی تبدیل فوریه و بازسازی فضای فاز پرداختند و سپس با روش پیش‌بینی غیرخطی پیش‌بینی رواناب را انجام دادند. نتایج حاکی از وجود رفتار آشوبناک با بعد کم در این سری زمانی و پیش‌بینی نسبتاً دقیقی با روش غیرخطی بود [9]. کوجاک و همکاران [10] پیش‌بینی جریان ماهانهٔ سد یاملا را با استفاده از مدل پیش‌بینی موضعی نظریهٔ آشوب انجام دادند. آنها نشان دادند که برای پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت، این روش نتیجهٔ بهتری نسبت به روش‌های دیگر داراست [10]. هو و هوانگ به بررسی آشوبناکی سری رواناب در ایستگاه فودیدین در چین پرداختند. بررسی‌های آنها حاکی از وجود نشانه‌های قانع‌کننده‌ای از آشوب در این سری زمانی می‌باشد [11].

پژوهشگران کشورمان نیز تحقیقاتی را با استفاده از نظریهٔ آشوب بر روی پدیده‌های مختلف هیدرولوژیکی انجام داده‌اند که از آن جمله می‌توان به مطالعات فرزین و همکاران درخصوص تحلیل آشوب‌پذیری رواناب ماهانه [۱۲]، قربانی و همکاران در رابطه با پیش‌بینی ذرات معلق رسوب در رودخانه [٤]، حسن‌زاده و همکاران در زمینهٔ پایش خشکسالی [۱۳]، مرادی‌زاده و همکاران در ارتباط با تخمین جریان رودخانه [۱٤]، انیس‌حسینی و ذاکر مشفق به‌منظور تحلیل فرآیند بارش-رواناب [۱۵]، قربانی و همکاران درخصوص تحلیل رواناب [16] و جانی و همکاران در رابطه با تحیل خصوصیات دینامیکی بارش ماهانه [17] اشاره نمود. در این میان، انیس‌حسینی و ذاکر مشفق کاربرد نظریهٔ آشوب در تحلیل فرآیند بارش-راوناب را در حوضهٔ رودخانهٔ کشکان بااستفاده از روش بعد همبستگی و توان لیاپانف مورد بررسی قرار دادند [۱۵]. آنها از داده‌های روزانهٔ دبی رودخانهٔ کشکان بدین منظور استفاده نمودند. نتایج نشان دادند که شواهد قانع‌کننده‌ای از وجود آشوب در فرآیند رواناب- رواناب حوضهٔ مذکور مشاهده می‌شود بنابراین شرایط برای پیش‌بینی

رفتار این فرآیند به‌کمک روش‌های مبتنی بر نظریهٔ آشوب مناسب تلقی می‌شود. هم‌چنین قربانی و همکاران کاربرد نظریهٔ آشوب و الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی سری زمانی رواناب را مورد بررسی قرار دادند [16]. آنها نشان دادند که رواناب رفتاری آشوبناک دارد و پیش‌بینی این سری زمانی بااستفاده از الگوریتم ژنتیک از دقت بالایی برخوردار می‌باشد.

با توجه به اهمیت پیش‌بینی سری زمانی رواناب و محدود بودن منابع تحقیقاتی مرتبط بااستفاده از نظریهٔ آشوب در بررسی این پدیده در داخل کشور، در مقالهٔ حاضر به بررسی توانایی نظریهٔ آشوب در مدل‌سازی پدیدهٔ رواناب پرداخته شد که در ابتدا آشوبناکی سری زمانی رواناب در مقیاس‌های زمانی روزانه، هفتگی و ماهانه در ایستگاه پل‌کهنه واقع در حوضهٔ آبریز قره‌سو بررسی گردید، سپس پیش‌بینی رواناب با بهره جستن از روش غیرخطی پیش‌بینی موضعی صورت پذیرفت. به‌منظور ارزیابی کارایی روش پیش‌بینی موضعی، پیش‌بینی رواناب بااستفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه نیز انجام شد و نتایج مورد بررسی قرار گرفت.

منطقهٔ مورد مطالعه

حوضهٔ آبریز قره‌سو به مختصات جغرافیایی "۳٤°۰۰´۲٤ تا "۳٤°٥٥´۰۸ عرض شمالی و "٤٦°۲۲´۲٦ تا "٤۷°۲۲´۰٥ طول شرقی با مساحت ٥٤٤۲/۷ کیلومتر مربع از حوضه‌های داخلی استان کرمانشاه می‌باشد. این حوضه از حوضه‌های سرشاخهٔ کرخه است و از جنوب استان کردستان آغاز می‌شود و تا جنوب‌شرقی استان کرمانشاه ادامه می‌یابد [۱۸].

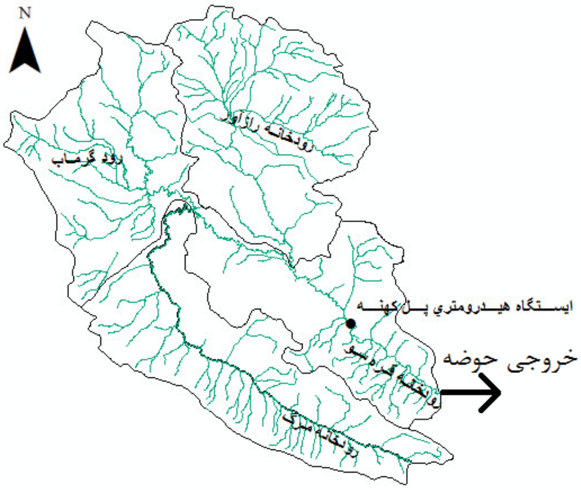
به‌منظور بررسی سری زمانی رواناب حوضهٔ قره‌سو، اطلاعات مورد نیاز از سازمان آب منطقه‌ای غرب در استان کرمانشاه مربوط به دوره‌های آماری ایستگاه پل‌کهنه (داده‌های روزانه از تاریخ ۱۳٦۷/۰۷/۰۱ لغایت ۱۳۷۸/۰٦/۳۱) گرفته شد. مشخصات ایستگاه مورد نظر در جدول (۱) نشان داده شده است. هم‌چنین موقعیت جغرافیایی حوضهٔ قره‌سو و ایستگاه پل‌کهنه در شکل (۱) قابل مشاهده می‌باشد. افزون بر این مشخصات آماری سری زمانی رواناب در ایستگاه پل‌کهنه در جدول (۲) و نمودار تغییرات رواناب در مقیاس ماهانه در شکل (۲) ارائه شده است.

جدول ۱ مشخصات ایستگاه هیدرومتری پل‌کهنه (شرکت آب منطقه‌ای غرب، ۱۳۸۳)

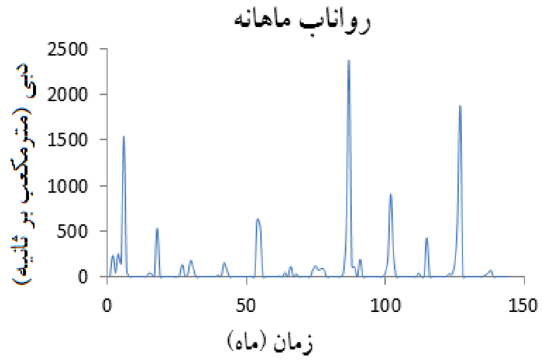
ایستگاه	رودخانه	مختصات جغرافیایی			سال تأسیس
		طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	ارتفاع از سطح دریا(متر)	
پل کهنه	قره‌سو	٤۷-۰۷	۳٤-۲۱	۱۲۸۳	۱۳۳٤

جدول ۲ مشخصات آماری سری زمانی رواناب در ایستگاه پل‌کهنه (کلیه واحدها بر مترمکعب بر ثانیه می‌باشد)

مقیاس زمانی	ایستگاه پل‌کهنه				
	میانگین	انحراف معیار	حداکثر مقدار	حداقل مقدار	تعداد داده
روزانه	۳/۰۳۱	۱۹/۲٦۷	۳۳۸/۰۹٦	۰	٤۳۹۲
هفتگی	۲۱/۳۳۷	۱۱۳/۲۷۸	۱۷۲۲/۰۳۱	۰	٦۲٤
ماهانه	۹۲/٤٦۰	۳۰٤/٤۰۸	۲۳۷٥/۱٥۹	۰	۱٤٤



شکل ۱ موقعیت حوضهٔ آبریز قره‌سو و ایستگاه هیدرومتری پل‌کهنه



شکل ۲ نمودار سری زمانی رواناب در مقیاس ماهانه در ایستگاه پل‌کهنه در بازهٔ زمانی سال‌های ۱۳٦۷ الی ۱۳۷۸

مواد و روش‌ها

تحلیل غیرخطی بر پایهٔ مفاهیم تئوری آشوب

این بخش به بررسی و تحلیل غیرخطی براساس مفاهیم تئوری آشوب شامل بازسازی فضای فاز، تعیین بعد همبستگی و بزرگ‌ترین نمای لیاپانف می‌پردازد. باتوجه به نتایج حاصل از تحلیل موارد فوق می‌توان وضعیت آشوبناکی و یا تصادفی بودن سری زمانی را تعیین نمود.

بازسازی فضای فاز. در بررسی دینامیک سیستم‌های آشوبناک، بازسازی فضای فاز فرآیندی مهم به‌شمار می‌رود. روش‌های مختلفی برای این مقوله وجود دارد که رایج‌ترین آنها برای بازسازی فضای فاز سری زمانی، روش ارائه‌شده توسط تاکنز می‌باشد [5]. در این روش، مؤلفه‌های سیستم در یک فضای چندبعدی باتوجه به زمان تأخیر مناسب سیستم و بعد محاط سری زمانی نگاشت می‌شوند. به‌منظور تعیین زمان تأخیر می‌توان از روش‌های هم‌چون نمودار همبستگی‌نگار، تابع اطلاعات میانگین متقابل و یا بعد همبستگی استفاده نمود که در این بین روش اطلاعات میانگین متقابل به‌علت توانایی در أخذ خصوصیات غیرخطی سری زمانی بیشتر مورد توّجه قرار می‌گیرد. افزون بر این جهت تعیین بعد محاط می‌توان از روش نزدیک‌ترین همسایگی کاذب استفاده نمود.

الگوریتم بعد همبستگی گراسبرگر-پروکاشیا. آنالیز تابع همبستگی که به‌عنوان روش بعد همبستگی نیز

شناخته می‌شود یکی از تکنیک‌هایی است که به‌طور گسترده برای بررسی وجود یا فقدان آشوب در سری‌های زمانی استفاده می‌شود. از میان تعداد زیادی الگوریتم‌های موجود برای محاسبهٔ تابع همبستگی، الگوریتم گراسبرگر-پروکاشیا معمولاً بیش از سایر روش‌ها استفاده می‌شود [5]. الگوریتم گراسبرگر-پروکاشیا با استفاده از بازسازی فضای فاز سری زمانی مقدار بعد همبستگی را تعیین می‌نماید. فضای فاز یک فضای انتزاعی است که میزان درجه آزادی حرکت سیستم می‌باشد. برای سری زمانی اسکالر X_i که در آن $i=1,2,3,\ldots,N$ فضای فاز را می‌توان با استفاده از روش زمان تأخیر به‌دست آورد [7]. در روش زمان تأخیر X_i و زمان‌های بعدی آن با هم ترکیب می‌شوند و مختصات یک سری زمانی برداری را تعیین می‌کنند [19]:

که در آن $j=1,2,3,\ldots,N-(m-1)\tau/\Delta t$ ، m بعدی از بردار Y_j می‌باشد که بعد محاط نام دارد و τ به‌عنوان پارامتر زمان تأخیر بیان می‌شود. برای فضای فاز m بعدی تابع همبستگی $C(r)$ به‌صورت زیر می‌باشد:

$$C(r)=\lim_{N\to\infty}\frac{2}{N(N-1)}\sum_{i,j}^{(1\le i<j\le N)}H(r-|Y_i-Y_j|) \quad (۱)$$

که در آن H تابع هویساید پلّه‌ای با $H(u)=1$ برای $u>0$ و $H(u)=0$ برای $u\le 0$ می‌باشد و $u=r-|Y_i-Y_j|$ ، N تعداد نقاط در فضای مزبور، r شعاع کره به مرکز Y_i یا Y_j می‌باشد. $|Y_i-Y_j|$ فاصلهٔ بین بردار تأخیر m بعدی به‌دست آمده از معادلهٔ (۱) می‌باشد. چنان‌چه سری زمانی به‌وسیلهٔ یک جاذب توصیف شود پس انتگرال همبستگی $C(r)$ با شعاع r به‌صورت زیر وابسته می‌شود:

$$C(r)_{\substack{r\to 0\\ N\to\infty}}\approx ar^{v} \quad (۲)$$

در این رابطه a ، یک مقدار ثابت است و v توان همبستگی یا شیب منحنی $\log C(r)$ در مقابل $\log(r)$ می‌باشد که نشان‌دهندهٔ میزان انحراف یک سری‌زمانی از حالت تصادفی می‌باشد و به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

$$v=\lim_{\substack{r\to 0\\ N\to\infty}}\frac{\log C(r)}{\log(r)} \quad (۳)$$

به‌طور کلی شیب به‌وسیلهٔ برازش یک خط مستقیم با روش حداقل مربعات داخل یک ناحیهٔ معین به نام ناحیهٔ مقیاس‌گذاری برآورد می‌گردد. اگر توان همبستگی با افزایش بعد محاط به مقدار اشباعی برسد، پس به‌طور کلی سیستم دارای دینامیک آشوبناک می‌باشد. مقدار اشباع از توان همبستگی به‌عنوان بعد همبستگی (d) از جاذب تعریف می‌شود [19,20].

بزرگ‌ترین نمای لیاپانف. نماهای لیاپانف، مقدار نماهای متوسط از واگرایی یا همگرایی مدارها در فضای فاز می‌باشند. برخی از محققان بیان کرده‌اند که وجود یک نمای لیاپانوف مثبت حاکی از حضور آشوب در سیستم می‌باشد [21] درحالی‌که برخی دیگر بیان کرده‌اند که این شرط لازم است اما کافی نیست [22]. در اغلب موارد، یک سیستم با حداقل یک نمای لیاپانوف مثبت، آشوبناک درنظر گرفته می‌شود [23]. روزنستین (۱۹۹۳)، شیوهٔ جدیدی برای محاسبهٔ بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف بااستفاده از سری‌های زمانی ارائه نمود. این روش، بعد از بازسازی فضای فاز مناسب با استفاده از مقادیر τ و m، یک نقطهٔ Y_{n_0} را انتخاب و تمام نقاط همسایه Y_n با فاصله‌ای نزدیک‌تر از یک فاصلهٔ r از آن را پیدا می‌کند و متوسط فاصلهٔ آنها از آن نقطه را محاسبه می‌کند [24]. این روند برای محاسبهٔ یک مقدار متوسط S به نام فاکتور کشش، برای N نقطه در طول مسیر تکرار می‌شود [25]:

$$S=\frac{1}{N}\sum_{n_0=1}^{N}\ln\left[\frac{1}{|u_{Y_{n0}}|}\sum|Y_{n0}-Y_n|\right] \quad (٤)$$

$|u_{Y_{n_0}}|$، تعداد همسایه‌های یافت‌شده در اطراف نقطهٔ Y_{n_0} می‌باشد. در سیستم‌های دارای رفتار بی‌نظم، طرح فاکتور کشش S در برابر تعداد نقاط N یا زمان $t=N.\Delta t$، یعنی نمودار S بر حسب N یا t نشان

خواهد داد که این منحنی در ابتدا به‌صورت خطی آغاز می‌شود و دارای یک ناحیهٔ مسطح در امتداد آن می‌باشد. شیب این نمودار نشان‌دهندهٔ تقریب بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف می‌باشد هم‌چنین باتوجه به بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف به‌دست آمده، مقدار افق پیش‌بینی (Δt) به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\Delta t = \frac{1}{\lambda} \quad (۵)$$

که در این رابطه λ بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف است. در این تحقیق از روش روزنستین به‌منظور محاسبهٔ بزرگ‌ترین نمای لیاپانف استفاده شده است.

فرآیند پیش‌بینی

در این تحقیق از دو روش غیرخطی برای پیش‌بینی رواناب استفاده شده است. روش نخست (پیش‌بینی موضعی) بر پایهٔ ایجاد فضای فاز و توجه به زمان تأخیر بنا شده است. در حالی که در روش دوم که می‌توان یکی از رایج‌ترین روش‌های پیش‌بینی غیرخطی برشمرد، از شبکهٔ عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه استفاده شده است.

پیش‌بینی موضعی. فرض می‌شود که داده‌های سری زمانی از یک سیستم دینامیک آشوبناک با بعد همبستگی d در فضای فاز تشکیل شده باشد. فضای فاز جدیدی را می‌توان با اضافه نمودن مختصات مستقل اضافی تشکیل داد. یکی از این مختصات‌های مستقل، خود سری زمانی است و بقیهٔ مختصات‌ها با تأخیر دادن (m-1) برابر زمان تأخیر (یعنی $(m-1)\tau$) سری زمانی اصلی به‌دست می‌آیند به‌طوری‌که همبستگی بین مختصات‌ها صفر شود. در این صورت سری زمانی به‌صورت زیر درنظر گرفته می‌شود (کوجاک و همکاران، ۲۰۰۷):

$$x_i \in R, i = 1, 2, ..., N \quad (۶)$$

بازسازی به‌صورت زیر انجام می‌گیرد:

$$X_i = \left(x_i, x_{i-\tau}, ..., x_{i-(m-1)\tau}\right) \in R^m$$
$$i = 1 + (m-1)\tau, 2 + (m-1)\tau, ..., N-1, N \quad (۷)$$

که در آن X_i یک بردار m بعدی می‌باشد. زمانی‌که $m \geq 2d+1$ است تبدیل ذکرشده یک محاط‌سازی است که در آن فضای حالت کاذب ایجادشده، ساختار جاذب محاط‌شده در فضای حالت اصلی را حفظ می‌کند. در چنین فضای mبعدی، پیش‌بینی به‌وسیلهٔ تخمین تغییر X_i با زمان صورت می‌گیرد. با درنظر گرفتن ارتباط میان نقاط X_t و X_{t+p} در زمان p، جاذب توسط تابع F *به‌صورت* زیر تقریب زده می‌شود (کوجاک و همکاران، ۲۰۰۷):

$$X_{t+p} \cong F(X_t) \quad (۸)$$

در روش تقریب موضعی پیش‌بینی، فرض می‌شود که تغییر X_t با زمان در جاذب، در نقطهٔ t، با نقاط نزدیک آنها ($X_{T_h}, h = 1,2,...,n$) یکسان باشد.

در این‌جا X_{t+p} توسط ترتیب d ام از تابع چندگانهٔ $F(X_t)$ به‌صورت زیر تعیین می‌شود:

$$x_{t+p} \cong f_0 + \sum_{k_1=0}^{m-1} f_{1k_1} X_{t-k_1\tau} + \sum_{\substack{k_2=k_1 \\ k_1=0}}^{m-1} f_{2k_1k_2} X_{t-k_1\tau} X_{t-k_2\tau} + \dots + \sum_{\substack{k_d=k_{d-1} \\ \vdots \\ k_2=k_1 \\ k_1=0}}^{m-1} f_{dk_1k_2\dots k_d} X_{t-k_1\tau} X_{t-k_2\tau} \dots X_{t-k_d\tau} \quad (۹)$$

بااستفاده از n تعداد X_{T_k} و $X_{T_{k+p}}$ برای مقادیر از پیش تعیین‌شده، ضرایب f توسط معادلهٔ زیر تعیین می‌شوند:

$$x \cong Af \quad (۱۰)$$

که در این رابطه:

$$x = \left(x_{T_{1+P}}, x_{T_{2+P}}, ..., T_{T_{n+P}}\right) \quad (۱۱)$$

$$f=\left(f_0,f_{10},f_{11},\dots,f_{1(m-1)},f_{200},\dots,f_{d(m-1)(m-1)\dots(m-1)}\right) \quad (۱۲)$$

و A ماتریس ژاکوبین $n\times(m+d)!\,/\,m!d!$ می‌باشد که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$A=\begin{bmatrix} x_{T_1} & x_{T_{1-\tau}} & \dots & x_{T_{1-(m-1)\tau}} & x_{T_1}^2 & \dots & x_{T_{1-(m-1)\tau}}^d \\ x_{T_2} & x_{T_{2-\tau}} & \dots & x_{T_{2-(m-1)\tau}} & x_{T_2}^2 & \dots & x_{T_{2-(m-1)\tau}}^d \\ . & . & \dots & . & . & . & . \\ x_{T_n} & x_{T_{n-\tau}} & \dots & x_{T_{n-(m-1)\tau}} & x_{Tn}^2 & \dots & x_{T_{n-(m-1)\tau}}^d \end{bmatrix} \quad (۱۳)$$

برای دست‌یابی به یک راه حل بهینه و مناسب، تعداد سطرهای ماتریس ژاکوبین A بهتر است از رابطهٔ زیر تبعیت کند [26]:

$$n\ge\frac{(m+d)!}{m!d!} \quad (۱٤)$$

شبکه‌های عصبی مصنوعی. شبکه‌های عصبی مصنوعی نگاشت یا تبدیل از یک فضای چندبعدی به فضای چندبعدی دیگر را انجام می‌دهند و قابلیت‌هایی از قبیل شناسایی الگو، تفکیک الگو، نگاشت غیرخطی، حافظهٔ انجمنی، خودسازمان‌دهی و کنترل را دارا می‌باشند [۲،3].

شبکه‌های چندلایهٔ پیش‌خور یکی از مهم‌ترین ساختارهای شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند. به‌طور معمول این شبکه‌ها شامل مجموعه‌ای از واحدهای حسی (نرون‌های پایه) می‌باشند که تشکیل‌دهندهٔ لایهٔ ورودی، یک یا چندلایهٔ پنهان و یک لایهٔ خروجی می‌باشند. سیگنال ورودی در خلال شبکه و در مسیری روبه‌جلو به‌صورت لایه‌به‌لایه منتشر می‌شود. این نوع شبکه معمولاً با عنوان پرسپترون چند لایه(MLP) نامیده می‌شود. از میان روش‌های مختلف آموزش به روش پس‌انتشار خطا، الگوریتم لونبرگ- مارکوآد، به‌دلیل هم‌گرایی سریع‌تر در آموزش شبکه‌های با اندازهٔ متوسط، برای استفاده در تحقیق حاضر انتخاب شده است.

معیارهای ارزیابی مدل. معیارهای عددی که در تعیین کارایی مدل‌ها و درنتیجه انتخاب بهترین مدل به‌کار می‌رود شامل: ضریب همبستگی (r) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) می‌باشد.

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(X_{mi}-X_{pi}\right)^2} \quad (۱۵)$$

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(X_{mi}-\bar{X}_m\right)\left(X_{pi}-\bar{X}_p\right)}{\left[\sum_{i=1}^{N}\left(X_{mi}-\bar{X}_m\right)^2\right]^{0.5}\left[\sum_{i=1}^{N}\left(X_{pi}-\bar{X}_p\right)^2\right]^{0.5}} \quad (۱٦)$$

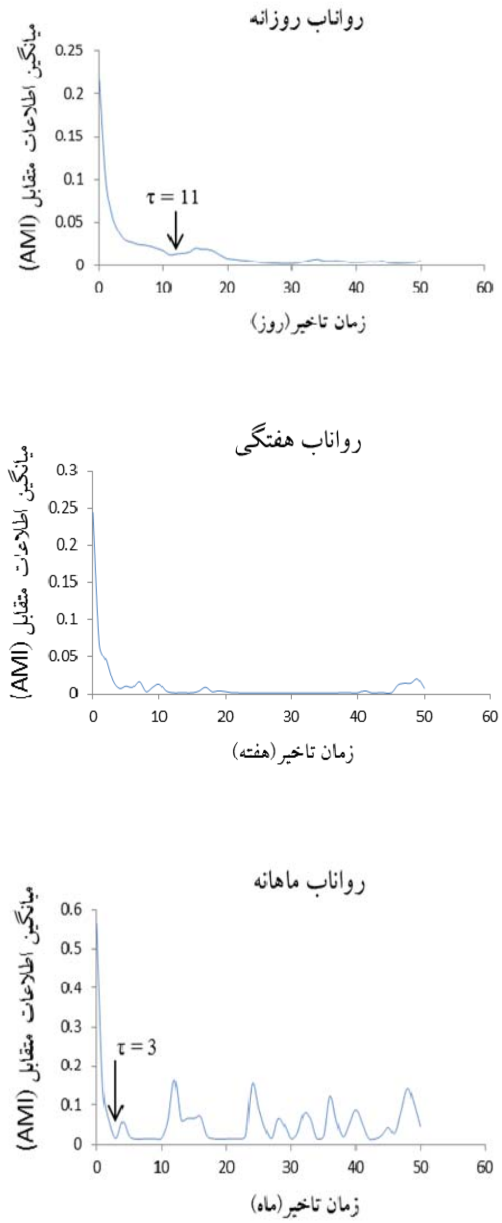
که در این روابط X_{mi} ، دادهٔ مشاهداتی و X_{ni}، دادهٔ محاسبه‌شده با پیش‌بینی موضعی و شبکهٔ عصبی است. هم‌چنین $\bar{X}_m$ و $\bar{X}_p$ به‌ترتیب متوسط دادهٔ مشاهداتی و محاسباتی است و N برابر با تعداد داده‌های صحت‌سنجی می‌باشد. به‌طور کلی مقادیر ضریب همبستگی نزدیک به عدد واحد و مجذور میانگین مربعات خطای نزدیک به صفر مبین عملکرد مناسب مدل در پیش‌بینی سری زمانی است.

نتایج و بحث

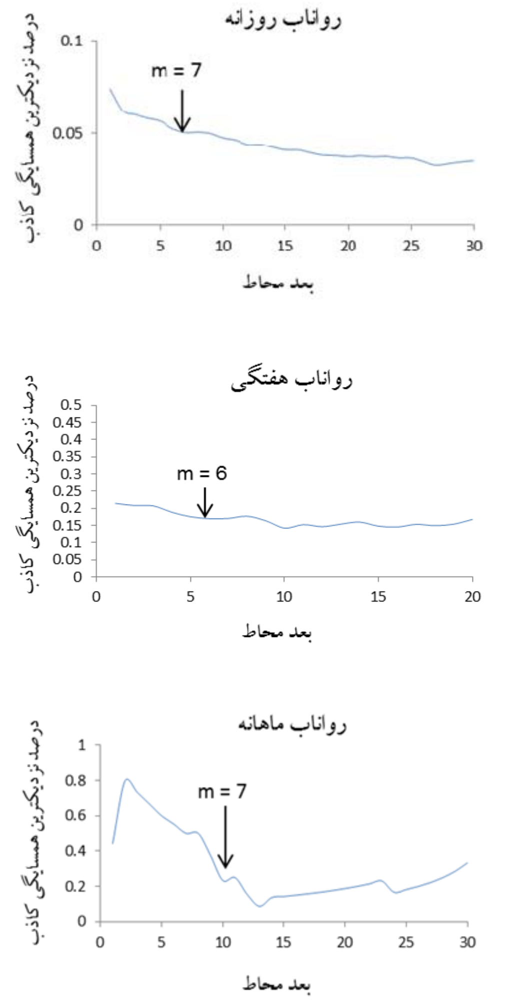
به‌منظور بررسی وجود آشوب در سری زمانی رواناب ابتدا زمان تأخیر هر یک از مقیاس‌های روزانه، هفتگی و ماهانه بااستفاده از روش میانگین اطلاعات متقابل (AMI) به‌دست آمده که در این روش اولین کمینهٔ محلی از میانگین اطلاعات متقابل به‌عنوان زمان تأخیر درنظر گرفته می‌شود و مقدار بعد محاط با استفاده از روش نزدیک‌ترین همسایگی کاذب بااستفاده از زیربرنامه‌های نرم‌افزار تیسن محاسبه گردیده است. نمودار تغییرات اطلاعات متقابل سری زمانی رواناب در برابر زمان‌های تأخیر متفاوت در مقیاس‌های زمانی مختلف رسم گردیده است (شکل ۳).

هم‌چنین مقادیر درصد خطای نزدیک‌ترین همسایگی کاذب به‌ازای مقادیر مختلف بعد محاط برای

هر یک از مقیاس‌های روزانه، هفتگی و ماهانه رسم و در این تحقیق نقطهٔ متناظر با اولین کمینهٔ موضعی به‌عنوان بعد محاط مناسب انتخاب گردیده است (شکل ٤).

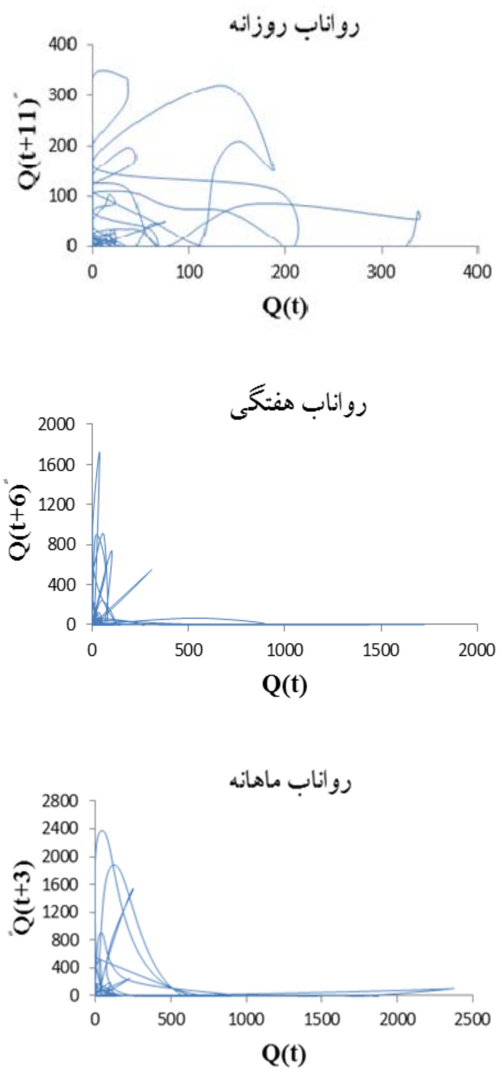


شکل ۳ نمودار تابع اطلاعات متقابل در مقیاس‌های زمانی مختلف، سری زمانی رواناب

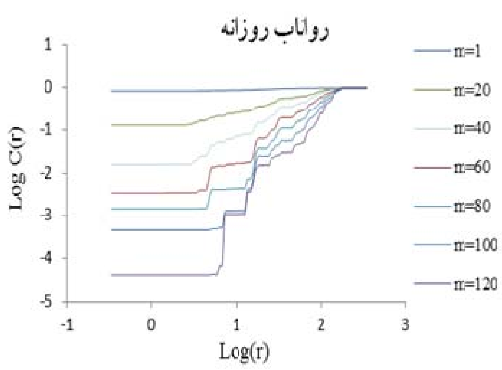


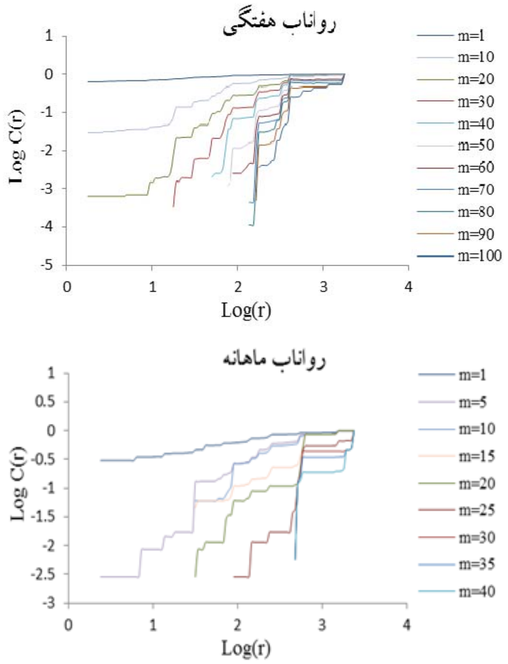
شکل ٤ مقادیر نزدیک‌ترین همسایگی کاذب به‌ازای ابعاد محاط مختلف در سری زمانی رواناب

ترسیم داده‌های سری زمانی داخل فضای فاز امکان نمایش سری‌های زمانی را در یک حالت مکانی می‌دهد. درنهایت با توجه به مقادیر زمان تأخیر به‌دست آمده از روش تابع اطلاعات متقابل در شکل (۵) نمودارهای فضای فاز دوبعدی سری زمانی رواناب در مقیاس‌های زمانی مختلف ترسیم شده است. همان‌طور که در شکل (۵) مشاهده می‌شود با افزایش مقیاس زمانی از روزانه تا ماهانه تفکیک‌پذیری خط سیرها کاهش یافته است. هم‌چنین P(t) رواناب در زمان t و P(t+n) رواناب در زمان t+n و n مقدار زمان تأخیر می‌باشد.



شکل ۵ فضای فاز دوبعدی سری زمانی رواناب در مقیاس‌های زمانی روزانه، هفتگی و ماهانه (دبی برحسب مترمکعب بر ثانیه)

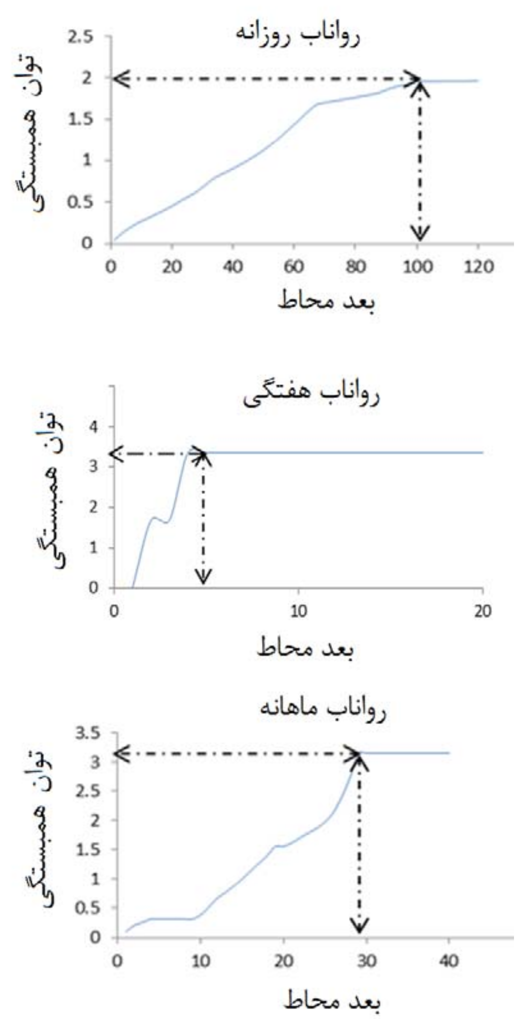




شکل ٦ نمودار مربوط به ارتباط میان تابع همبستگی(C(r و شعاع r با افزایش بعد محاط (m) در سری زمانی رواناب

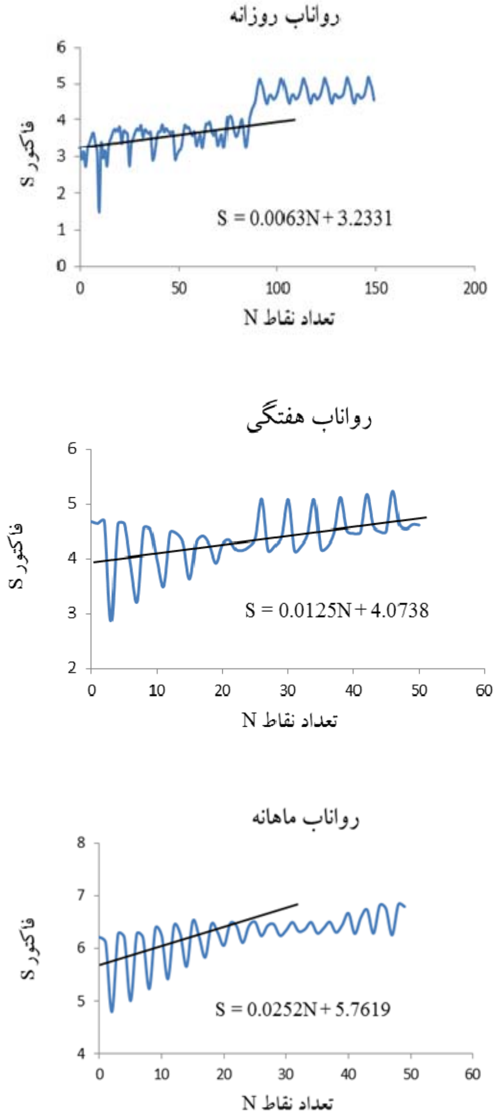
در این مرحله به‌منظور محاسبهٔ تابع همبستگی رواناب در مقیاس‌های زمانی مختلف ابتدا نمودار تغییرات logC(r) در مقابل log(r) ترسیم می‌گردد. در نمودار شکل (۷)، بخش مسطحی در محدودهٔ log(r) مشاهده می‌شود که در آن نسبت logC(r)/log(r) به مقدار ثابتی می‌رسد، بنابراین ناحیهٔ مقیاس‌گذاری را می‌توان در این محدوده انتخاب و مقدار بعد همبستگی موجود را محاسبه نمود. در ادامه به‌منظور تعیین بعد همبستگی، نمودار توان همبستگی رسم گردید (شکل ٦).

همان‌طور که در شکل (۷) مشاهده می‌شود مقادیر توان همبستگی به‌ازای سری زمانی رواناب در هر سه مقیاس با افزایش بعد محاط زیاد شده و در نقاطی خاص به مقدار اشباع رسیده است. اشباع توان همبستگی در مقدار معینی از بعد محاط، بیانگر امکان وجود دینامیک قطعی و رفتار آشوبناک در سیستم می‌باشد، بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که سری زمانی رواناب احتمالاً دارای رفتار آشوبناک می‌باشد.



شکل ۷ نمودار تغییرات توان همبستگی با افزایش بعد محاط سری زمانی رواناب در مقیاس‌های زمانی مختلف

نتایج به‌دست آمده از شکل (۷) در تعیین بعد همبستگی ۲ برای رواناب روزانه و ٤ برای رواناب هفتگی و ماهانه، همسو با مطالعات پیشین می‌باشد [8,9,11,19]. درادامه بررسی آشوبناکی سری زمانی بااستفاده از بزرگ‌ترین نمای لیاپانف صورت پذیرفت. شکل (۸) منحنی‌های پارامتر فاکتور کشش (S) درمقابل تعداد نقاط (N) را نشان می‌دهد، مقدار بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف (λ) از برازش خط بر روی این منحنی‌ها براساس روش حداقل مربعات و تعیین شیب آن صورت می‌پذیرد.



شکل ۸ نمودار مربوط به ماکزیمم نمای لیاپانوف سری زمانی رواناب در مقیاس‌های زمانی روزانه، هفتگی و ماهانه

در صورت مثبت بودن بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف در سری زمانی مورد بررسی، آشوبناکی آن سری زمانی محتمل می‌باشد. افزون بر این از ماکزیمم نمای لیاپانوف برای برآورد افق پیش‌بینی سری‌های زمانی استفاده می‌شود. مقادیر افق پیش‌بینی(Δt) برای سری‌های زمانی رواناب در مقیاس‌های زمانی مختلف باتوجه به رابطهٔ $\Delta t = \frac{1}{\lambda}$، محاسبه شده و نتایج آن در جداول (۳) ارائه گردیده است.

جدول ۳ مقادیر افق پیش‌بینی در مقیاس‌های زمانی مختلف سری زمانی رواناب

مقیاس	پل‌کهنه	
	بزرگ‌ترین نمای لیاپانف	افق پیش‌بینی
روزانه	۰/۰۰۶۳	۱۵۸
هفتگی	۰/۰۱۲۵	۸۰
ماهانه	۰/۰۲۵۲	۳۹

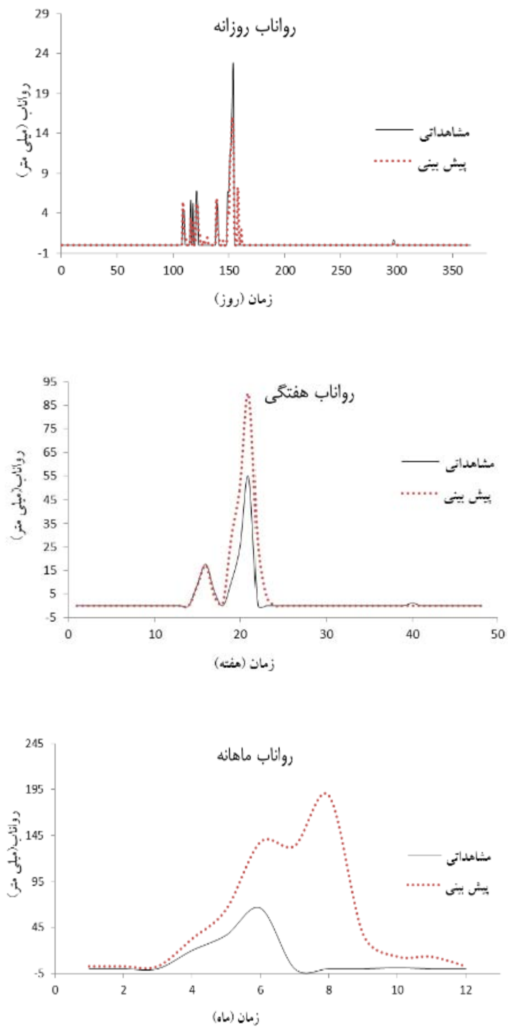
همان‌گونه که از نتایج جدول (۳) برمی‌آید، مقدار مثبت بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف در هر سه مقیاس تأییدی بر احتمال وجود رفتار آشوبناک در سری زمانی رواناب می‌باشد.

پس از بررسی‌های صورت گرفته و مشاهدهٔ رفتار آشوبناک در سری زمانی رواناب حال می‌توان به بررسی روش‌های پیش‌بینی موجود به‌منظور دست‌یابی به روشی مناسب برای پیش‌بینی این سری زمانی پرداخت که در تحقیق حاضر روش پیش‌بینی موضعی بدین منظور مورد استفاده قرار گرفته است.

کلیهٔ مراحل محاسبات پیش‌بینی برای سال آخر از سری داده‌های ۱۲ساله، به‌عنوان دورهٔ آزمون انجام گرفته است. به‌منظور فرآیند پیش‌بینی از مقادیر بعد محاط مختلف استفاده گردیده است، تا بهترین پیش‌بینی در بعد محاط مناسب به‌دست آید. در جدول (٤) مقادیر ضریب همبستگی (r) و جذر میانگین مربعات خطای پیش‌بینی (RMSE) و بعد محاطی که بهترین پیش‌بینی به‌ازای آن صورت گرفته برای سری زمانی رواناب در مقیاس‌های زمانی روزانه، هفتگی و ماهانه ارائه شده است. هم‌چنین نمودارهای مقایسهٔ مقادیر مشاهداتی در مقابل مقادیر پیش‌بینی شده نیز در شکل (۹) نشان داده‌شده است.

جدول ٤ مؤلفه‌های آماری مربوط به پیش‌بینی موضعی سری زمانی رواناب با ابعاد محاط مختلف در مقیاس‌های زمانی مختلف

مقیاس زمانی	بعد محاط	r	RMSE(m^3/s)
روزانه	۹	۰/۹۳٤	۰/۷۷۰
	۱۰	۰/۹٤۰	۰/۷۲۹
	۱۱	۰/۹۳۸	۰/۷٤٤
هفتگی	٤	۰/۲۱۲	۲٤/۲۵۱
	۵	۰/۹٤۸	٦/۸٦۲
	٦	۰/۸۷٤	۱۷/۰۳۹
ماهانه	۵	۰/۱٤۲	۷۱/۹۸۷
	٦	۰/۳۷۸	۷۱/۳۸۰
	۷	۰/۳۲۰	۸۰/۱۰۱



شکل ۹ نمودار مقادیر مشاهداتی در مقابل بهترین مقادیر پیش‌بینی شده با روش موضعی در سری زمانی رواناب در ایستگاه پل‌کهنه، مربوط به دادهٔ سال آبی ۱۳۷۷– ۱۳۷۸

به‌منظور پیش‌بینی با شبکهٔ عصبی مصنوعی، شبکهٔ عصبی پیش‌خور چند لایه با یک لایهٔ مخفی با الگوریتم آموزش لونبرگ-مارکوآد مورد استفاده قرار گرفت. به‌منظور مدل‌سازی، سال آخر به‌عنوان دادهٔ آزمون و مابقی سال‌ها به‌عنوان دادهٔ آموزش سیستم انتخاب گردید. به‌منظور تعیین بهترین معماری شبکه، محاسبات در چندین حالت متفاوت باتوجه به روند افزایشی تعداد نرون‌های لایهٔ میانی صورت پذیرفت و با بررسی میانگین مربعات خطا، بهترین ساختار شبکه تعیین شد. در ادامه ضریب همبستگی (r) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) در جدول (۵) و نمودارهای مقایسهٔ مقادیر مشاهداتی در مقابل مقادیر پیش‌بینی‌شده نیز در شکل (۱۰) ارائه گردیده است.

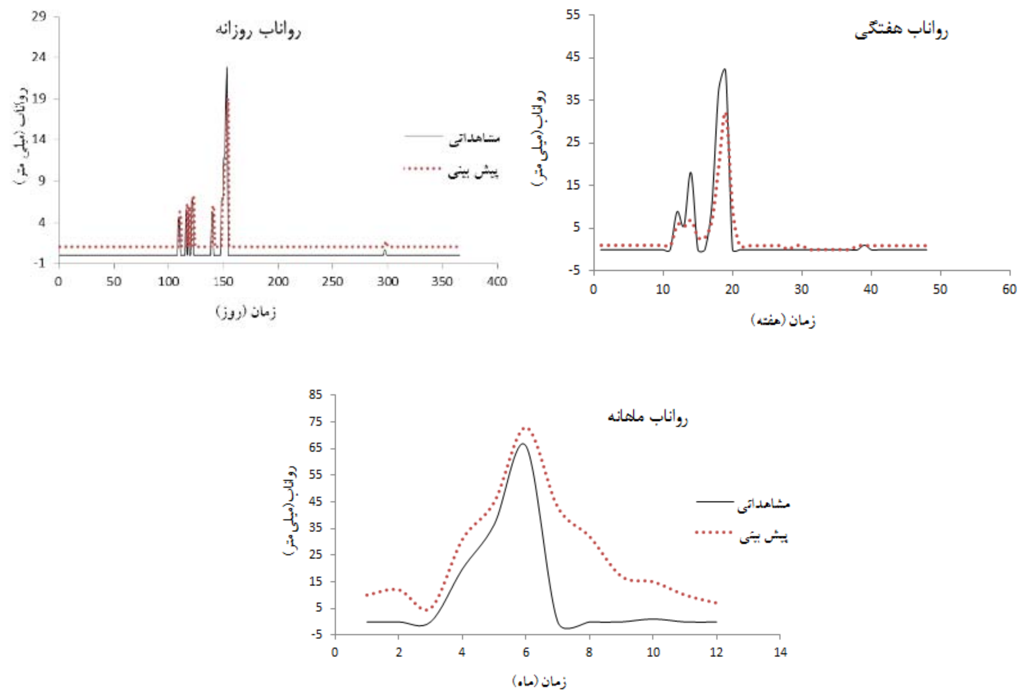
درانتها نتایج حاصل از پیش‌بینی با دو روش موضعی و شبکهٔ عصبی در جدول (٦) مورد مقایسه قرار گرفته است.

جدول ۵ پارامترهای آماری دقت مدل‌های حاصل از شبکهٔ عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سری زمانی رواناب در مقیاس روزانه، هفتگی و ماهانه

مقیاس زمانی	الگوهای ورودی	تعداد نرون لایهٔ مخفی	r	RMSE (m^3/s)
روزانه	$Q(t-1)$	۳	۰/۹۱۳	۰/۷٦
	$Q(t-1), Q(t-2)$	٤	۰/۹۲۱	۰/۷۹
	$Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)$	۵	۰/۹۱۵	۰/۷۷
هفتگی	$Q(t-1)$	۳	۰/۹۳۲	۸/۱۲
	$Q(t-1), Q(t-2)$	٤	۰/۹٤۱	۸/۰۳
	$Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)$	۵	۰/۹۱۷	۸/۸۹
ماهانه	$Q(t-1)$	۳	۰/۷۲۳	۳۲/۲۳
	$Q(t-1), Q(t-2)$	۵	۰/۷۵۸	۳۰/٤۸
	$Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)$	٦	۰/۷٤۳	۳۱/۹٦

جدول ٦ پارامترهای آماری مربوط به بهترین پیش‌بینی بااستفاده از روش موضعی و شبکهٔ عصبی مصنوعی، سری زمانی رواناب در مقیاس‌های زمانی مختلف

سری زمانی	مقیاس	روش موضعی		روش شبکه عصبی	
		r	RMSE(m^3/s)	r	RMSE(m^3/s)
رواناب	روزانه	۰/۹٤۰	۰/۷۳	۰/۹۲۱	۰/۷۹
	هفتگی	۰/۹٤۸	۷/۸۷	۰/۹٤۱	۸/۰۳
	ماهانه	۰/۳۷۸	۷۱/۳۸	۰/۷۵۸	۳۰/٤۸



شکل ۱۰ نمودار مقادیر مشاهداتی در مقابل بهترین مقادیر پیش‌بینی به‌دست آمده از روش شبکهٔ عصبی در سری زمانی روناب. در ایستگاه پل‌کهنه، مربوط به دادهٔ سال آبی ۱۳۷۷–۱۳۷۸

باتوجه به نتایج ارائه‌شده در جدول (٦) مشخص می‌شود که روش پیش‌بینی موضعی توانایی بیشتری در پیش‌بینی سری زمانی روناب در مقیاس‌های روزانه و هفتگی (r=۰/۹٤ و RMSE=۰/۷۳ برای روزانه و r=۰/۹۵ و RMSE=۸۷/۷ برای هفتگی) نسبت به شبکهٔ عصبی مصنوعی (r=۰/۹۲ و RMSE =۰/۷۹ برای مقیاس روزانه و r=۰/۹٤ و RMSE =۸/۰۳ برای مقیاس هفتگی) داشته است. این در حالی است که شبکهٔ عصبی مصنوعی (r=۰/۷٦ و RMSE =۳۰/٤۸) عملکرد بهتری را نسبت به پیش‌بینی در مقیاس ماهانه نسبت به روش پیش‌بینی موضعی (r=۰/۳۸ و RMSE =۷۱/۳۸) نشان می‌دهد. علت این امر را می‌توان در عدم آشوبناک بودن سری زمانی روناب در مقیاس ماهانه دانست چرا که عملکرد این روش در مقیاس بزرگ‌تر نسبت به مقیاس-های زمانی کوچک‌تر به‌شدت افت پیدا کرده است. اهتمام به بحث عدم آشوبناکی مقیاس ماهانه بااستفاده از روش پیش‌بینی موضعی از این بابت ضروری است که پیشتر وجود بعد همبستگی و توان مثبت لیاپانوف نوید احتمال آشوبناک بودن سری زمانی را داده بودند. علت این تناقض را می‌توان در عدم قطعیت روش‌های تعیین خصوصیات دینامیکی یک سیستم قلمداد نمود که به این مسئله در بسیاری از مراجع اشاره شده است [5,11]. به همین دلیل حصول اطمینان از وضعیت آشوبناکی یک سری زمانی نیازمند بررسی و کنکاش در شیوه‌های متفاوت بررسی دینامیک‌های یک سیستم است، به‌طوری‌که عدم احراز مثبت بودن آشوبی بودن یک سری زمانی در هر یک از روش‌های متداول، آشوبناک بودن آن سری را زیر سؤال می‌برد. افزون بر دلایل فوق، یکی دیگر از علل بالقوهٔ عدم احراز شرایط آشوبناکی روناب در مقیاس ماهانه را بااستفاده از روش پیش‌بینی موضعی می‌توان کمتر بودن تعداد داده‌های این سری نسبت به مقیاس روزانه و هفتگی برشمرد (جدول ۲)، چرا که یکی از مهم‌ترین شرایط بررسی وضعیت آشوبناکی یک سیستم دینامیک، تعداد داده‌های زیاد آن

می‌باشد. علاوه بر این لازم به ذکر است که مدل شبکهٔ عصبی ساختاری متفاوت (جعبهٔ سیاه) را برای فرآیند پیش‌بینی به‌کار می‌گیرد، لذا این مدل متأثر از وضعیت آشوبناکی داده‌ها نیست و عملکرد مناسب‌تری را در پیش‌بینی با مقیاس ماهانه از خود نشان داده است.

نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر به مدل‌سازی و پیش‌بینی سری زمانی رواناب در ایستگاه پل‌کهنه حوضهٔ آبریز قره‌سو بااستفاده از روش‌های مبتنی بر تئوری آشوب و شبکهٔ عصبی مصنوعی پرسپترون پرداخته شد. در ابتدا آشوبناکی سری زمانی رواناب مورد بررسی قرار گرفت و باتوجه به نتایج حاصل، امکان وجود آشوب بااستفاده از هر دو روش بعد همبستگی (مابین ۲ تا ٤) و نمای لیاپانف (وجود نمای مثبت) در مقیاس‌های روزانه، هفتگی و ماهانه مشاهده شد. هم‌چنین مدل‌سازی رواناب بااستفاده از نظریهٔ آشوب و شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام شد. به‌منظور پیش‌بینی با به‌کارگیری مفاهیم تئوری آشوب، از روش پیش‌بینی موضعی که متکی بر بازسازی فضای فاز سیستم دینامیک است بهره‌گیری شد. به‌منظور بازسازی فضای فاز سری زمانی روش تاکنز مبتنی بر محاسبهٔ زمان تأخیر مناسب و بعد محاط مورد استفاده قرار گرفت. نتایج حاصل از پیش‌بینی‌های صورت‌گرفته برتری روش پیش‌بینی موضعی را نسبت به روش شبکهٔ عصبی مصنوعی در مقیاس‌های روزانه و هفتگی بیان می‌دارد که این امر مؤید وجود آشوب در مقیاس‌های فوق‌الذکر می‌باشد. شایان ذکر است که مدل شبکهٔ عصبی در پیش‌بینی رواناب ماهانه نسبت به روش پیش‌بینی موضعی توافق داشته است که این امر به‌علت ماهیت متفاوت این دو مدل غیرخطی در شبیه‌سازی سری زمانی می‌باشد، هم‌چنین این مسئله نشانه‌هایی را از عدم آشوبناکی رواناب در مقیاس ماهانه بیان می‌دهد.

منابع

۱. قبادیان، ر.، قربانی، م.ع.، خلج، م.، "بررسی عملکرد روش برنامه‌ریزی بیان ژن در روندیابی سیلاب رودخانهٔ زنگمار درمقایسه با روش موج دینامیکی"، نشریهٔ آب و خاک، ۲۷(۳)، صص. ۵۹۲-۶۰۲، (۱۳۹۲).

۲. ذونعمت کرمانی، م.، بای، ی.م.، "واکاوی کارایی روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندمتغیره در پیش‌بینی کشند"، اقیانوس‌شناسی، ش. ۱۳، صص. ۱-۱۰، (۱۳۹۲).

3. Zounemat-Kermani, M., Kisi, O., Rajaee, T. "Performance of radial basis and LM-feed forward artificial neural networks for predicting daily watershed runoff", *Applied Soft Computing*, No. 13(12), pp. 4633-4644, (2013).

٤. قربانی، م.ع.، اعلمی، م.ت.، یوسفی، پ.، اسدی، ح.، زینالی، ص.، "کارایی نظریهٔ آشوب در پیش‌بینی میزان رسوبات معلق رودخانه‌ها (مطالعه موردی: رودخانه لیقوان)"، نشریهٔ مهندسی عمران و محیط زیست، ش. ۱(٤۱)، صص. ۵۹-٦٦، (۱۳۹۰).

5. Ng, W.W., Panu, U.S., Lennox, W.C., "Chaos based Analytical techniques for daily extreme hydrological observations", *Journal of Hydrology 342*, pp. 17– 41, (2007).

6. Jayawardena A.W. "Runoff forecasting using a local approximation method", Destructive Water. No. 239, pp. 167-171, (1997).

7. Sivakumar, B., Berndtsson, R., Olsson, J., Jinno, K., Kawamura, A., "Dynamics of monthly rainfall-runoff process at the Gota basin: A search for chaos", *Hydrology & Earth System Sciences*, No. 4(3),

pp. 407-417, (2000).

8. Sivakumar, B., Berndtsson, R., Persson, M., "Monthly runoff prediction using phase space reconstruction", *Hydrological Sciences Journal*, No. 46, pp. 377-387, (2001).
9. Islam, M.N., Sivakumar, B., "Characterization and prediction of runoff dynamics: a nonlinear dynamical view", *Advances in Water Resources*, No. 25, pp. 179–190, (2002).
10. Kocak, K., Bali, A., Bektasoglu, B., "Prediction of Monthly Flows by Using Chaotic Approach", International congress on river basin management, Turkey, No. 4 (117), pp. 553-559, (2007).
11. Hu, H., Huang, H., "Analysis of Chaotic Characters for the Monthly Runoff Series at Fudedian Station in Liaohe Bain", *Energy and Power Engineering*, No. 5, pp. 46-50, (2013).

۱۲. فرزین، س.، شیخ الاسلامی، س.، حسن‌زاده، ی.، "تحلیل آشوب پذیری سری زمانی با استفاده از ترسیم فضای فاز و روش بعد همبستگی (مطالعه موردی: رواناب ماهانه در دریاچه ارومیه)"، چهارمین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران، (۱۳۹۰).

۱۳. حسن‌زاده، ی.، لطف‌اللهی، م.ع.، شاهوردی، س.، فرزین، س.، فرزین، ن.، "نویززدایی و پیش‌بینی سری زمانی بر پایه الگوریتم موجک و نظریه آشوب (مطالعه موردی: شاخص پایش خشکسالی SPI شهر تبریز)"، مجله تحقیقات منابع آب ایران. ۸(۳): ۱-۱۳، (۱۳۹۱).

۱٤. مرادی‌زاده، ف، قربانی، م.، دین‌پژوه، ی.، فرسادی‌زاده، د.، "مدل تخمین جریان رودخانه بر اساس بازسازی فضای حالت آشوبی"، نشریه دانش آب و خاک، ٤(۲۲): ۱-۱٦، (۱۳۹۱).

۱۵. انیس‌حسینی م.، ذاکرمشفق م، "کاربرد نظریه آشوب در تحلیل فرآیند بارش-رواناب"، هفتمین کنگره ملی مهندسی عمران. زاهدان، (۱۳۹۲).

16. Ghorbani, M.A., Jabbari, K. H., Asadi, H., Yousefi, P., "Application of Chaos Theory and Genetic Programming in Runoff Time Series", *International Journal of Structural and civil Engineering 2*, pp. 26-34, (2012).
17. Jani, R., Ghorbani, M.A., Saghafian, B., Shamsaei, A., zahabion, B., "Dynamic Characteristics of Monthly Rainfall in Tabriz under Climate Change", *Journal of Civil Engineering and Urbanism,* No. 3(4), pp. 225-233, (2013).

۱۸. شرکت آب منطقه‌ای غرب، گزارش زمین‌شناسی مطالعات ساماندهی رودخانهٔ قره‌سو، (۱۳۸۵).

19. Sivakumar, B., "Rainfall Dynamics at Different Temporal Scales: A Chaotic Perspective", Hydrology and Earth System Sciences, No. 5(4), pp. 645-651, (2001).
20. Dhanya, C.T., Kumar, D.N., "Nonlinear ensemble prediction of chaotic daily rainfall". *Advances in Water Resources*, No. 33, pp. 327–347, (2010).
21. Rodriguez-Iturbe, I., Dc Power, B.F., Sharifi, M.B., Georgakakos, K.P., "Chaos in Rainfall", *Water Resources Research*., No. 25(7), pp. 1667-1675, (1989).
22. Wolff, R.C.L., "Local Lyapunov exponents: looking closely at chaos", *J. Royal Stat.* No. 54(2), pp. 353 371, (1992).
23. Jayawardena, A.W., Lai, F., "Analysis and prediction of chaos in rainfall and stream flow time

series", *Journal of Hydrology*. No. 153, pp. 23–52.

24. Rosenstein, M.T., Collins, J.J., De Luca, C.J., "A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets", *Physica D*, No. 65, pp. 117-134, (1993).
25. Shang, P., Li, X., Kamae, S., "Chaotic analysis of traffic time series", Chaos, *Solitons and Fractals* No. 25, pp. 121–128, (2005).
26. Kocak, K., Saylan, L., Eitzinger, J., "Nonlinear prediction of near-surface temperature via univariate and multivariate time series embedding", *Ecological Modelling*, No. 173, pp. 1–7, (2004).